

# 近红外光谱和机器视觉信息融合的土壤含水率检测

肖武<sup>1</sup>, 李小昱<sup>1\*</sup>, 李培武<sup>2</sup>, 冯耀泽<sup>1</sup>, 王为<sup>1</sup>, 张军<sup>1</sup>

(1. 华中农业大学工程技术学院, 武汉 430070; 2. 中国农业科学院武汉油料作物研究所, 武汉 430062)

**摘要:** 为了精确、快速和稳定测定土壤含水率以及扩大所建模型的适应性, 该文提出了机器视觉与近红外光谱技术融合的土壤含水率分析方法。通过试验建立了湖北地区主要土壤基于近红外光谱的土壤含水率分析模型、基于土壤表层图像特征参数的含水率分析模型和机器视觉与近红外光谱信息融合的土壤含水率分析模型。结果表明, 基于近红外光谱含水率分析模型虽然具有较高的精度, 但该模型预测非建模样品黄绵土误差均大于4%; 以图像特征参数  $H$ ,  $S$  和  $V$  所建BP神经网络非线性预测模型最优, 模型的决定系数  $R^2$  为0.9849, 但当土壤水分饱和(达到20%以上)时存在分析误差; 而所建立的土壤的近红外光谱与机器视觉BP神经网络信息融合模型可预测非建模样品黄绵土与水分饱和达20%以上土壤, 决定系数  $R^2$  可达到0.9961, 融合模型分析精度均高于单独使用近红外光谱或机器视觉分析模型。

**关键词:** 土壤含水率, 信息融合, 近红外光谱, 机器视觉, BP神经网络

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2009.08.003

中图分类号: S151.9

文献标识码: A

文章编号: 1002-6819(2009)-8-0014-04

肖武, 李小昱, 李培武, 等. 近红外光谱和机器视觉信息融合的土壤含水率检测[J]. 农业工程学报, 2009, 25(8): 14-17.

Xiao Wu, Li Xiaoyu, Li Peiwu, et al. Soil moisture detection based on data fusion between near-infrared spectroscopy and machine vision[J]. Transactions of the CSAE, 2009,25(8): 14-17.(in Chinese with English abstract)

## 0 引言

土壤含水率是土壤的最重要的参数之一, 也是反映土地质量的一个重要指标<sup>[1-2]</sup>。基于光谱技术的土壤含水率测量有着良好的发展<sup>[3-10]</sup>。Abdul Mouazen Mouazen 等在实验室用 306.5~1 710.9 nm 范围内的波长测量土壤含水率为 0.5%~26%的土壤, 发现光谱在波长为 1 450 nm 时有较强的吸收, 在 1 366~1 670 nm 采用偏最小二乘法(PLS)建立的光谱土壤含水率的定量模型相关系数为 0.982<sup>[11]</sup>。但由于土壤样品的表面质地等会因为土壤类型不同而变化, 光谱分析过程中, 土壤样品的质地、颜色、坚实度以及采样状态等都会影响反射光谱, 从而造成原有模型对新样品不适应<sup>[12]</sup>。

机器视觉获取土壤表层颜色信息可以进行土壤含水率的预测<sup>[13]</sup>, 张荣标建立了土壤表层图像的灰度值与土壤含水率之间的近似线性关系, 模型分析精度 < 5%<sup>[14]</sup>。Persson 利用机器视觉技术对土壤含水率进行分析, 得出一种基于图像 HSV 空间的精度较高土壤含水率分析模型, 但分析其他类型土壤时精度不高<sup>[15]</sup>。

多传感器信息融合是充分利用多种传感器信息资源

描述同一对象不同品质特征的技术<sup>[16-17]</sup>。本文以湖北地区稻田土、黄棕壤以及潮土和黄土高原的黄绵土为研究对象, 分别建立了基于机器视觉的土壤含水率分析模型和基于近红外光谱土壤含水率的分析模型。

不同类型土壤近红外光谱的较大差异影响分析结果的精度, 而表征土壤颜色信息的图像特征参数与含水率之间具有较好的相关性, 但其适应性较差, 存在局限性。故可建立基于近红外光谱和机器视觉信息融合的土壤含水率分析模型, 以解决因土壤类型和土壤样品状态不同而造成的模型适应性差的问题。

## 1 材料与方法

### 1.1 材料

试验土壤样品为湖北地区主要土壤稻田土、黄棕壤以及潮土和黄土高原的黄绵土。样品经风干、去杂、粉碎、过筛(2 mm)等处理后进行土壤含水率配比(根据不同土壤田间持水量的最大限值, 将土壤含水率配比为 5%、10%、15%、25%、35%等 5 个水平)。

### 1.2 试验装置

样品图像采集选用德国Baseler scA1390-17fc真彩摄像头和M1214-MP百万像素固定焦距镜头, 通过采集卡Meteor2-1394将图像传输到计算机。光谱采集采用德国BRUKER FT-2 NIR近红外光谱仪(VECTOR33型), 扫描范围为10 000~4 000  $\text{cm}^{-1}$ , 镀金漫反射体作背景, 分辨率为8  $\text{cm}^{-1}$ , 扫描次数为64。样品采用上海苏进仪器设备的HN101-2A数显电热鼓风干燥箱烘干水分。

### 1.3 方法

样品图像采集由自行研制的图像采集系统完成, 采

收稿日期: 2008-04-24 修订日期: 2009-06-30

项目基金: 黄土高原土壤侵蚀与旱地农业国家重点实验室基金(10501-166)

作者简介: 肖武(1984-), 男, 湖北孝感人, 研究方向: 智能化检测技术。武汉 华中农业大学工程技术学院, 430070。Email: john1984cn@163.com

\*通信作者: 李小昱, 女, 教授, 博士生导师, 中国农业工程学会高级会员(E041200068S), 研究方向: 智能化检测技术。武汉 华中农业大学工程技术学院, 430070。Email: lixiaoyu@mail.hzau.edu.cn

王为, 中国农业工程学会高级会员(E041200139S)

集系统由摄像头、光箱、光源和采集程序组成。样品近红外光谱采集在仪器预热 20 min 后进行。扫描时（室温），使用旋转样品器以保证样品扫描漫反射光谱均匀性。土壤含水率按国标 GB7172-1987 烘干法测定。

#### 1.4 试验设计

试验分为两部分。第 1 部分中分别建立土壤的近红外和机器视觉含水率预测模型。（1）梯度安排 3 种粉碎过筛稻田土、黄棕壤以及潮土样品的含水率，其范围为 2.85%~34.85%，3 种土壤各取 51 个样品，该组样品用于建立近红外光谱土壤含水率预测模型。（2）对粉碎过筛的黄棕壤、稻田土、潮土和黄绵土 4 种土壤配水，含水率范围 3.14%~29.6%，然后进行土壤样品图像采集，试验共收集样品 80 个，该组试验用于土壤水分与图像参数的相关性研究并建立预测模型。第 2 部分研究基于近红外光谱与图像参数融合的土壤含水率预测方法。选取粉碎过筛后的黄绵土样品 50 个，对样品图像信息和近红外光谱信息进行平行采集试验。

## 2 结果与分析

### 2.1 基于近红外光谱的土壤含水率定量分析

剔除 10 个异常样品后，确定建模集样品 92 个，验证集样品 53 个。采用仪器配备的 OPUS10.0 分析软件分析不同预处理方法所建立分析模型的结果。试验结果表明，采用一阶导+矢量归一化预处理后建立的 PLS 定量校正模型最优，建立模型的光谱波数范围为  $5\ 777.7\sim 5\ 449.8\ \text{cm}^{-1}$  和  $4\ 601.3\sim 4\ 246.5\ \text{cm}^{-1}$ 。模型预测值与标准值的决定系数以及模型预测决定系数  $R^2$  分别为 0.9946 和 0.9919，交叉验证预测均方差为 0.801%，预测均方差为 0.912%，测量值与预测值相关图如图 1 所示。

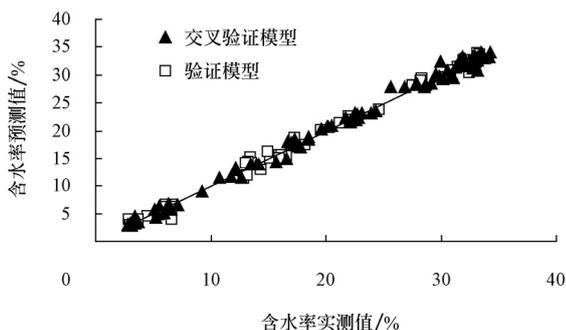


图 1 土壤含水率定量分析模型标准值与预测值关系图

Fig.1 Calibration and prediction values of soil water content

为验证近红外光谱模型的适应性，使用模型对非建模样品黄绵土样品的含水率进行预测，预测值与测量值之间误差均大于 4%，表明该模型对于黄绵土含水率预测的适应性较差，需要进一步研究。

### 2.2 基于机器视觉的土壤含水率定量分析

#### 2.2.1 土壤图像信息的特征提取

表层光照下，土壤表层图像的特征有 RGB 空间、HSV 空间以及  $\text{La}^*\text{b}^*$  空间。对土壤图像进行中值滤波<sup>[10]</sup>，用 Matlab 编写程序提取所有图像的  $R$ 、 $G$ 、 $B$  均值，然后进行

空间转换，计算出  $H$ 、 $S$ 、 $V$ 、 $L$ 、 $a^*$  以及  $b^*$ 。

#### 2.2.2 土壤图像特征参数 BP 神经网络含水率分析模型

以稻田土、黄棕壤、潮土以及黄绵土为研究对象，每种土壤选取不同含水率样品 20 个，共收集样品 80 个。提取 80 个土壤样品的图像特征参数，以 RGB、HSV、 $\text{La}^*\text{b}^*$  3 种空间下各自的 3 个特征参数为 BP 神经网络输入，以烘干法测量的含水率作为网络输出，建立了土壤含水率的预测模型。试验结果表明，采用图像特征参数的土壤含水率 BP 神经网络非线性预测模型的决定系数  $R^2$  都在 0.9 以上，其中以  $H$ 、 $S$  和  $V$  所建预测模型最优，最优的隐含层为 10 时，模型的决定系数  $R^2$  为 0.9848，回归曲线如图 2 所示。模型应用结果表明，运用机器视觉技术能较精确分析一定范围内的土壤含水率。

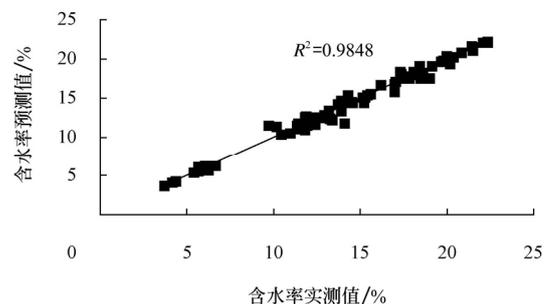


图 2 输入为 HSV 的 BP 神经网络含水率预测图

Fig.2 Soil moisture forecast using back propagation-artificial neural network (BP-ANN) with input of hue-saturation-value (HSV)

但模型对土壤含水率的适应度有限，当土壤含水率增加到一定程度后，图像参数变化规律将会改变<sup>[11]</sup>。由试验可知，当黄棕壤、稻田土和潮土含水率  $> 30\%$ ，黄绵土含水率  $> 20\%$  时，将产生不同程度的表面光反射，从而影响采集图像的精度。以黄绵土为例，水分低时，当含水率增加土壤图像会变暗（ $R$ 、 $G$ 、 $B$  值减小），但是含水率  $> 20\%$  时会产生光线反射造成图像特征参数  $R$ 、 $G$ 、 $B$  变化规律的改变，使之产生一定的误差。

### 2.3 基于近红外光谱与机器视觉信息融合的土壤含水率定量分析

不同土壤的颜色差异影响近红外光谱分析结果，运用机器视觉检测土壤饱和和含水率存在误差。因此，可以采用多传感器信息融合方法，将机器视觉技术和近红外光谱技术融合，以解决因土壤类型和样品状态差异而造成的模型适应性差的问题。

信息融合是将数据空间在一定的约束条件下以非线性的形式映射到命令空间，而神经网络固有的并行结构和学习方式非常适用于多传感器信息融合。鉴于图像数据与近红外数据的结构特点，选择在特征层进行信息融合。而所谓特征层融合是对各传感器原始信息的特征信息进行分析与综合并得出相应结论。

该研究选用具有 3 层结构的 BP 神经网络进行特征层数据融合。以近红外光谱土壤水分特征波长  $1\ 940\ \text{nm}$  和  $2\ 210\ \text{nm}$  处吸光度以及图像特征参数  $H$ 、 $S$ 、 $V$  作为网络的 5 个输入，以实测含水率作为输出，

隐含层节点数为 10, 传递函数选择双曲正切 S 型传递函数  $\text{tansig}$ , 期望误差小于 0.001。50 个黄绵土样品中随机选取 37 个作为建模集, 其余样本组成验证集。结果如图 3 所示, 建立的信息融合模型的决定系数  $R^2$  达到 0.9961, 较单独用机器视觉和近红外光谱都有明显提高。

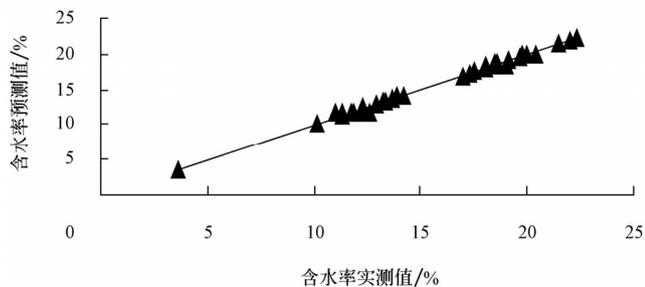


图 3 融合模型含水率实测值与预测值之间的相关曲线

Fig.3 Correlation curve between measured values and predicted values by fusion analysis model

表 1 信息融合法与近红外光谱及机器视觉分析结果对比

Table 1 Result comparison of data fusion method and near infrared spectroscopy and machine vision analysis

样品 编号	测量值 /%	融合算法测量 含水率/%		土壤机器视觉 含水率/%		土壤近红外光谱 含水率/%	
		分析值	误差	分析值	误差	分析值	误差
1	4.14	4.27	-0.14	4.5	-0.36	5.56	-1.42
2	11.33	11.85	-0.52	11.51	-0.18	15.97	-4.64
3	11.75	11.92	-0.17	13.38	-1.63	14.46	-2.71
4	12.44	11.80	0.64	11.50	0.94	15.20	-2.76
5	13.13	13.51	-0.37	11.03	2.10	18.50	-5.37
6	14.04	13.42	0.62	14.65	-0.61	16.88	-2.84
7	16.15	16.28	-0.13	17.30	-1.15	19.35	-3.20
8	17.27	17.62	-0.35	16.50	0.77	20.87	-3.60
9	17.79	18.54	-0.75	17.10	0.69	23.09	-5.30
10	18.39	18.57	-0.17	19.61	-1.22	21.85	-3.46
11	20.16	19.66	0.50	20.56	-0.40	23.52	-3.36
12	20.83	20.07	0.76	19.24	1.59	22.86	-2.03
13	21.38	21.12	0.26	22.30	-0.92	24.03	-2.65

使用融合模型对 13 个验证样品进行分析, 得出模型分析含水率值如表 1, 可知融合模型的分析误差较单独运用近红外光谱与机器视觉小。其中, 近红外光谱分析模型的误差为 1.42%~5.37%, 机器视觉分析的误差为 0.18%~2.10%, 而融合模型的绝对误差仅为 0.13%~0.76%, 大大提高了利用模型的测量精度。

### 3 结论

该文在分析了单独的近红外光谱与机器视觉的土壤含水率分析模型缺陷的基础上, 提出近红外光谱与机器视觉信息融合的土壤含水率分析模型。

1) 以稻田土、黄棕壤以及潮土土壤样品吸收光谱建立的含水率定量分析模型具有较高的精度。但模型对非建模的黄绵土样品进行预测, 预测值与测量值之间有较

大误差, 表明其对土壤种类的适应性较差。

2) 以稻田土、黄棕壤、潮土以及黄绵土土壤样品为对象, 以土壤的表层图像特征参数建立了 BP 神经网络含水率非线性分析模型, 结果表明以  $H$ ,  $S$  和  $V$  为特征参数的网络模型较好, 预测值与测量值的决定系数  $R^2$  为 0.9848, 但含水率较高 (>20%) 时, 误差较大。

3) 融合二者的技术优势, 利用 2 种信息融合所建立的 BP 融合模型分析值与标准值之间的决定系数  $R^2$  达到 0.9961, 其测量精度较单独的机器视觉和近红外光谱建立的检测模型有明显提高。

### [参 考 文 献]

- [1] 肖武, 李小昱, 李培武, 等. 基于近红外光谱土壤水分检测模型的适应性[J]. 农业工程学报, 2009, 25(3): 33-36. Xiao Wu, Li Xiaoyu, Li Peiwu, et al. Adaptability of the model for soil moisture measurement based on near-infrared spectroscopy[J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(3): 33-36. (in Chinese with English abstract)
- [2] 何绪生. 近红外反射光谱分析在土壤肥料学的应用及发展方向[J]. 土壤通报, 2004, 35(4): 487-492. He Xusheng. Application of near infrared reflectance spectroscopy to soil and fertilizer and its directions[J]. Chinese Journal of Soil Science, 2004, 35(4): 487-492. (in Chinese with English abstract)
- [3] 宋韬, 鲍一丹, 何勇. 利用光谱数据快速检测土壤含水量的方法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(3): 675-677. Song Tao, Bao Yidan, He Yong. Research on the Method for Rapid Detection of soil moisture content using spectral data[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009, 29(3): 675-677. (in Chinese with English abstract)
- [4] 赵锁劳, 彭玉魁. 我国黄土区土壤水分、有机质和总氮的近红外光谱分析[J]. 分析化学, 2002, 30(8): 978-980. Zhao Suolao, Peng Yukui. Analysis of soil moisture, organic matter and total nitrogen in Loess in China with near infrared spectroscopy[J]. Chinese Journal of Analytical Chemistry, 2002, 30(8): 978-980. (in Chinese with English abstract)
- [5] Whiting M L, Li L, Ustin S L. Predicting water content using Gaussian model on soil spectra[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 89(4): 535-552.
- [6] Bullock P R, Li X, Leonardi L. Near-infrared spectroscopy for soil water determination in small soil volumes[J]. Canadian Journal of Soil Science, 2004, 84(3): 333-338.
- [7] Slaughter D C, Pelletier M G, Upadhyaya S K. Sensing soil moisture using NIR spectroscopy [J]. Applied Engineering in Agriculture, 2001, 17(2): 241-247.
- [8] 孙建英, 李民赞, 郑立华, 等. 基于近红外光谱的北方潮土土壤参数实时分析[J]. 光谱学与光谱分析, 2006, 26(3): 426-429. Sun Jianying, Li Minzan, Zheng Lihua, et al. Real-time analysis of soil moisture, soil organic matter, and soil total nitrogen with NIR spectra[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2006, 26(3): 426-429. (in Chinese with English abstract)
- [9] 李民赞. 基于可见光光谱分析的土壤参数分析[J]. 农业工程学报, 2003, 19(5): 36-41.

- Li Minzan. Evaluating soil parameters with visible spectroscopy[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2003, 19(5): 36—41. (in Chinese with English abstract)
- [10] Mouazen A M, Karoui R, De Baerdemaeker J, et al. Characterization of soil water content using measured visible and near infrared spectra[J]. Soil Science Society of American Journal, 2006, 70(4): 1295—1302.
- [11] Mouazen A M, Malaki M R, De Baerdemaeker J, et al. Primary results on on-line measurement of some selected soil properties using a VIS-NIR sensor[J]. Soil Management for Sustainability, 2006, 38: 215—222.
- [12] 鲍一丹, 何勇, 方慧, 等. 土壤的光谱特征及氮含量的预测研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2007, 27(1): 62—65.  
Bao Yidan, He Yong, Fang Hui, et al. Spectral characterization and N content prediction of soil with different particle size and moisture content[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2007, 27(1): 62—65. (in Chinese with English abstract)
- [13] Zheng Lihua, Li Mingzan, Sun Jianying, et al. Estimating soil moisture based on image processing technologies[C]// Applications of Digital Image Processing XXVIII. San Diego: Proceedings of SPIE, 2005(5909): 548—555.
- [14] 张荣标, 何加祥, 吴涛, 等. 基于图像处理的土壤表层含水率在线检测方法研究[J]. 农业工程学报, 2007, 23(10): 57—61.
- Zhang Rongbiao, He Jiaxiang, Wu Tao, et al. Methods for on-line measurement of soil moisture content based on image processing technique[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2007, 23(10): 57—61. (in Chinese with English abstract)
- [15] Persson M. Estimating surface soil moisture from soil color using image analysis[J]. Vadose Zone Journal, 2005, 4(4): 1119—1122.
- [16] 陈全胜, 赵杰文, 蔡健荣, 等. 基于近红外光谱和机器视觉的多信息融合技术评判茶叶品质[J]. 农业工程学报, 2008, 24(3): 5—10.  
Chen Quansheng, Zhao Jiewen, Cai Jianrong, et al. Inspection of tea quality by using multi-sensor information fusion based on NIR spectroscopy and machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2008, 24(3): 5—10. (in Chinese with English abstract)
- [17] 李小昱, 王为, 雷廷武, 等. 多传感器信息融合技术及在农业工程中的应用前景[J]. 农业工程学报, 2003, 19(3): 10—13.  
Li Xiaoyu, Wang Wei, Lei Tingwu, et al. Prospects of the application of multisensor information fusion techniques in agricultural engineering[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2003, 19(3): 10—13. (in Chinese with English abstract)

## Soil moisture detection based on data fusion between near-infrared spectroscopy and machine vision

Xiao Wu<sup>1</sup>, Li Xiaoyu<sup>1</sup>✉, Li Peiwu<sup>2</sup>, Feng Yaoze<sup>1</sup>, Wang Wei<sup>1</sup>, Zhang Jun<sup>1</sup>

(1. College of Engineering and Technology, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China;

2. Oil Crops Research Institute, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Wuhan 430070, China)

**Abstract:** The aim was to find out a way to accurately, rapidly and stably measure soil moisture and extend the model adaptation. Data fusion technology of machine vision (MV) and near-infrared spectroscopy (NIRS) was introduced to analyze soil moisture. Three kinds of soils (paddy soil, yellow brown soil and tidal soil) were collected from Hubei province to construct soil moisture analysis model based on NIRS; Soil surface image characteristics technique was used to build soil moisture analysis models using those three kinds of soils. NIRS was found to be influenced by sample state, so fusion technology of MV and NIRS was used. The results showed that soil moisture analysis model based on NIRS was quite accurate, but the model error of analysis of loess soil samples which were not included in the modeling sample set, was greater than 4%; Image parameters such as  $H$ ,  $S$  and  $V$  were taken as input for the home network optimal prediction model, and decision coefficient  $R^2$  was obtained as high as 0.9849, but comparatively large error occurred when the model was applied to water-saturated samples (soil moisture > 20%); However, the problem was successfully solved by implementing BP fusion neural network model with  $R^2=0.9961$  and validation analysis error of water samples was less than that produced either by MV or NIRS.

**Key words:** soil moisture, data fusion, near infrared spectroscopy, machine vision, BP neural network